



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 101969419 B

(45) 授权公告日 2013.01.23

(21) 申请号 201010510882.8

(22) 申请日 2010.10.15

(73) 专利权人 宁波工程学院

地址 315016 浙江省宁波市海曙区翠柏路
89 号宁波工程学院电子与信息工程学
院

(72) 发明人 朱仁祥

(74) 专利代理机构 宁波市天晟知识产权代理有
限公司 33219

代理人 张文忠

(51) Int. Cl.

H04B 1/71(2011.01)

H04L 25/03(2006.01)

(56) 对比文件

CN 1867129 A, 2006.11.22, 全文.

US 2004/0125863 A1, 2004.07.01, 全文.

审查员 闫洪波

朱仁祥等. 基于最低误码率准则及 Volterra
序列的几何特征均衡器. 《信号处理》. 2008, 第
24 卷 (第 6 期), 1027-1031.

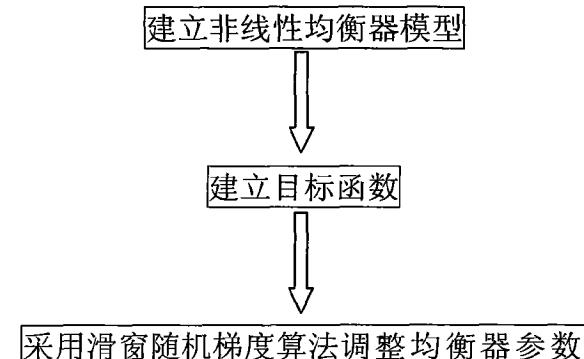
权利要求书 2 页 说明书 5 页 附图 1 页

(54) 发明名称

最低误码率准则的超宽带干扰抑制技术

(57) 摘要

本发明公开了最低误码率准则的超宽带干扰抑制技术, 第一步建立非线性均衡器模型, 第二步其以最低误码率为准则建立目标函数, 第三步采用滑窗随机梯度算法调整均衡器参数; 系统的误码率更低, 干扰抑制能力更强, 非线性函数具有更好的逼近性能, 使非线性均衡器具有更优的干扰抑制能力; 系统控制简单, 非线性均衡器通过参数调整可在最低误码率准则与最小均方误差准则之间进行切换; 实现简单, 参数可自适应调整, 利用滑窗随机梯度算法可在线自适应地调整均衡器的参数; 适用范围广, 不仅用于超宽带通信系统的窄带干扰抑制, 还用于其它通信系统的干扰抑制以及模式识别等领域。



1. 最低误码率准则的超宽带干扰抑制方法, 其特征是: 第一步建立非线性均衡器模型, 依据 Volterra Series 模式, 非线性均衡器模型为 $y_k = \sum_{i=0}^{m-1} h_i^{(1)} x_{k-i+d^{(3)}} + \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=i}^{m-1} h_{i,j}^{(2)} x_{k-i+d^{(3)}} x_{k-j+d^{(3)}},$ 其中 m 为记忆深度

值, x_k 表示均衡器输入值, $h^{(1)}, h^{(2)}$ 表示 Volterra 核值, $d^{(3)}$ 为输出延迟值; 设 $\mathbf{x}_k = (x_{k+d^{(3)}}, \dots, x_{k-(m-1-d^{(3)})})^T$ 和 $\mathbf{w} = (h_0^{(1)}, \dots, h_{m-1,m-1}^{(2)})^T$, 其中 T 表示转置值, w 为 N 维的均衡器参数, 这样所述的非线性均衡器模型演变成 $y_k = w^T x_k$, 即 $y_k = f(x_k, w)$;

第二步其以最低误码率为准则建立目标函数, 用 P_b 表示误比特率, 令 $\tilde{P}_b(k, w)$ 表示用单个样点 y_k^+ 及 y_k^- 分别对 P_b 的估计, 则目标函数为 $\tilde{P}_b(w) = \frac{1}{K} \sum_k^K \tilde{P}_b(k, w)$, 其中 K 表示训练样本总数, 这样, 基于最低误码率为准则的均衡模型的解为 $w = \operatorname{argmin}_{\mathbf{w}} \tilde{P}_b(\mathbf{w})$;

第三步采用滑窗随机梯度算法调整均衡器参数, 滑窗随机梯度公式为 $\nabla \tilde{P}_b(k, w) = -\frac{1}{k-j+1} \cdot \sum_{i=j}^k \frac{1}{\sqrt{2\pi\rho_k}} \exp\left(-\frac{y_i^2}{2\rho_k^2}\right) b_i \cdot \frac{\partial y_i}{\partial w}$, 令 $j = \max(0, k-m^{(1)}+1)$, 其中 $m^{(1)}$ 表示滑窗长度; 式中: ρ_k^2 表示方差, 为增加学习算法的稳定性, Parzen 窗宽度采用自适应方式, 即 $\rho_k = \rho_0 \cdot k^{-d^{(2)}}, d^{(2)} > 0$; $d^{(2)}$ 、 ρ_0 为常数;

所述的非线性均衡器模型 $VS(m, p, d^{(3)})$ 为记忆深度为 m 、阶数为 p 、输出延迟为 $d^{(3)}$ 的 Volterra 序列模型; 模型共有 $\binom{m+p}{m} - 1$ 个系数需要估计, 这里 $\binom{m+p}{m} = \frac{(m+p)!}{m!p!}$; 所述的目标函数中 x_k 也是多维的输入向量, 其传送的信息为 $b_k \in \{1, -1\}$; 所述的 x_k 用非线性均衡器处理后, 得到 y_k 值; 并且对 y_k 值进行硬判决: 当 $y_k \geq 0$ 时判发送数据为 1, 相反则判发送数据为 -1; 令增益 μ 为: $\mu_r = \mu_0 \cdot r^{-d^{(1)}}, (d^{(1)} > 0, r \geq 0)$, 式中 $d^{(1)}$ 等于 0 时, 增益为常数; r 表示迭代步数, $0 \leq r < \infty$;

所述的滑窗随机梯度算法训练分为以下几个步骤:

第一步: 初始化, 根据试验选定 $\rho_0, \mu_0, d^{(2)}, d^{(1)}$ 和 $w_0, r = 0$;

第二步: 对于第 r 步迭代, 按 $w_{r+1} = w_r - \mu_r \cdot \nabla \tilde{P}_b(r, w_r)$ 公式进行更新, 迭代步数 r 增加 1; $0 \leq r < \infty$;

第三步: 当分段测得 P_b 的改变量很小时, 算法结束; 否则, 返回到第二步。

2. 根据权利要求 1 所述的最低误码率准则的超宽带干扰抑制方法, 其特征是: 所述的 $b_k^- \in \{-1\}$ 表示信息序列全为 “-1”, 相应的待判决值为 y_k^- ; 再令 $\tilde{P}_b(k, w | -)$ 表示用单个样点 y_k^- 对 P_b 的估计, 其条件概率密度函数近似为: $\tilde{p}_b(k, w, u | -) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\rho_k}} \exp\left[-\frac{(u-y_k^-)^2}{2\rho_k^2}\right]$, 则有:

$$\tilde{P}_b(k, w | -) = \int_0^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi\rho_k}} \exp\left[-\frac{(u-y_k^-)^2}{2\rho_k^2}\right] du = Q\left[\frac{y_k^-}{\rho_k}\right] = Q\left[\frac{b_k^- \cdot y_k^-}{\rho_k}\right].$$

3. 根据权利要求 1 所述的最低误码率准则的超宽带干扰抑制方法, 其特征是: 所述的

目标函数为再度深入,深化为 $\tilde{P}_b(k, \mathbf{w}) = 0.5\tilde{P}_b(k, \mathbf{w} | +) + 0.5\tilde{P}_b(k, \mathbf{w} | -) = Q\left[\frac{b_k y_k}{\rho_k}\right]$ 。

最低误码率准则的超宽带干扰抑制技术

技术领域

[0001] 本发明涉及通信的技术领域,特别涉及最低误码率准则的超宽带干扰抑制技术。

背景技术

[0002] 超宽带 (Ultra Wideband, 缩写 UWB) 技术最早是应用在军事领域的一项高速宽带无线通信技术,早期称之为冲击无线电。随着美国联邦通信委员会 (FCC) 开放其民用,超宽带信号及具体应用便成为短距离无线通信研究热点。UWB 可以不单独占用频谱资源,通过频谱共享的方式实现共存。在高斯噪声条件下,通信带宽可以与信噪比互换,也就是说,可以利用超宽带宽在极低的功率谱密度的条件下通信。对于 UWB 来说,如果解决好 UWB 与现有无线通信系统之间的频谱共享所带来的干扰问题,UWB 通信系统的性能将大大提高,应用范围也将大大拓展。

[0003] 正是基于以上考虑,国内外 UWB 与现有窄带无线通信系统之间干扰问题一直备受关注。对于功率相对较小的窄带干扰,可利用带宽与信噪比互换来获取性能;对于功率相对较大的窄带干扰,通常采用线性或非线性均衡的方法进行干扰抑制,但这些均衡器都是基于最小均方误差准则的。如专利号为 ZL200810156819.1 的中国发明专利申请《一种基于单比特量化采样的超宽带频域线性均衡方法》(公告号为 CN101383791A) 就是此类设计;利用超宽带信道多径繁多的特点,在接收机端利用信道信息,使用频域线性均衡方法矫正失真的基带接收波形,达到线性均衡的效果;在此基础上进一步把信道序列频域系数中幅度最大值 -10 分贝以下的序列都强制设置为幅度为信道序列频域系数的幅度最大值的 -10 分贝,相位不变,得到优化的频域迫零均衡方法。

发明内容

[0004] 本发明所要解决的技术问题是针对现有技术的现状,提供一种误码率低、实现简单、适用范围广、干扰抑制能力强、系统控制简单及参数可自动调整的最低误码率准则的超宽带干扰抑制技术。

[0005] 本发明解决上述技术问题所采用的技术方案为:最低误码率准则的超宽带干扰抑制技术,第一步建立非线性均衡器模型,依据 Volterra Series 模式,非线性均衡器模型为

$$y_k = \sum_{i=0}^{m-1} h_i^{(1)} x_{k-i+d^{(3)}} + \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=i}^{m-1} h_{i,j}^{(2)} x_{k-i+d^{(3)}} x_{k-j+d^{(3)}},$$
其中 m 为记忆深度值, x_k 表示均衡器输入值,
 $h^{(1)}, h^{(2)}$ 表示 Volterra 核值, $d^{(3)}$ 为输出延迟值;设 $\mathbf{x}_k = (x_{k+d^{(3)}}, \dots, x_{k-(m-1-d^{(3)})}, x_{k-(m-1-d^{(3)})})^T$ 和
 $\mathbf{w} = (h_0^{(1)}, \dots, h_{m-1,m-1}^{(2)})^T$, 其中 T 表示矩阵转置, w 为 N 维的均衡器参数, 这样非线性均衡器模型演变成 $y_k = \mathbf{w}^T \mathbf{x}_k$, 即 $y_k = f(x_k, w)$;

[0006] 第二步其以最低误码率为准则建立目标函数,用 P_b 表示误比特率,令 $\tilde{P}_b(k, w)$ 表示用单个样点 y_k^* 及 y_k 分别对 P_b 的估计,则目标函数为 $\tilde{P}_b(w) = \frac{1}{K} \sum_1^K \tilde{P}_b(k, w)$, 其中 K 表示训练样本总数,这样,基于最低误码率为准则的均衡模型的解为 $w = \underset{w}{\operatorname{argmin}} \tilde{P}_b(w)$;

[0007] 第三步采用滑窗随机梯度算法调整均衡器参数, 滑窗随机梯度公式为

$$\nabla \hat{P}_b(k, \mathbf{w}) = -\frac{1}{k-j+1} \cdot \sum_{i=j}^k \frac{1}{\sqrt{2\pi}\rho_k} \exp(-\frac{y_i^2}{2\rho_k^2}) b_i \cdot \frac{\partial y_i}{\partial \mathbf{w}},$$
 令 $j = \max(0, k-m^{(1)}+1)$, 其中 $m^{(1)}$ 表示滑窗长度。

[0008] 采取的措施还包括 :

[0009] 上述的非线性均衡器模型共有 $\binom{m+p}{m}-1$ 个系数需要估计, 这里

$$\binom{m+p}{m} = \frac{(m+p)!}{m! \cdot p!}.$$

[0010] 上述的目标函数中 x_k 也是多维的输入向量, 其传送的信息为 $b_k \in \{1, -1\}$ 。

[0011] 上述的 x_k 用非线性均衡器处理后, 得到 y_k 值; 并且对 y_k 值进行硬判决: 当 $y_k \geq 0$ 时判发送数据为 1, 相反则判发送数据为 -1。

[0012] 上述的 $b_k^+ \in \{1\}$ 表示信息序列全为 1, 相应的待判决值为 y_k^+ ; 再令 $\tilde{P}_b(k, \mathbf{w} | +)$ 表示用单个样点 y_k^+ 对 P_b 的估计, 其条件概率密度函数近似为: $\tilde{P}_b(k, \mathbf{w}, u | +) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\rho_k} \exp\left[-\frac{(u-y_k^+)^2}{2\rho_k^2}\right]$, 则有:

$$[0013] \quad \tilde{P}_b(k, \mathbf{w} | +) = \int_{-\infty}^0 \frac{1}{\sqrt{2\pi}\rho_k} \exp\left[-\frac{(u-y_k^+)^2}{2\rho_k^2}\right] du = Q\left[\frac{b_k^+ \cdot y_k^+}{\rho_k}\right];$$

$$[0014] \quad Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^{\infty} \exp(-\frac{u^2}{2}) du;$$

[0015] 式中: ρ_k^2 表示方差, 为增加学习算法的稳定性, Parzen 窗宽度采用自适应方式, 即 $\rho_k = \rho_0 \cdot k^{-d^{(2)}}$, ($d^{(2)} > 0$)。

[0016] 上述的 $b_k^- \in \{-1\}$ 表示信息序列全为 “-1”, 相应的待判决值为 y_k^- ; 再令 $\tilde{P}_b(k, \mathbf{w} | -)$ 表示用单个样点 y_k^- 对 P_b 的估计, 其条件概率密度函数近似为:

$$[0017] \quad \tilde{P}_b(k, \mathbf{w}, u | -) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\rho_k} \exp\left[-\frac{(u-y_k^-)^2}{2\rho_k^2}\right],$$

$$[0018] \quad \text{则有: } \tilde{P}_b(k, \mathbf{w} | -) = \int_0^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\rho_k} \exp\left[-\frac{(u-y_k^-)^2}{2\rho_k^2}\right] du = Q\left[-\frac{y_k^-}{\rho_k}\right] = Q\left[\frac{b_k^- \cdot y_k^-}{\rho_k}\right]$$

$$[0019] \quad \text{上述的目标函数为再度深入, 深化为 } \tilde{P}_b(k, \mathbf{w}) = 0.5\tilde{P}_b(k, \mathbf{w} | +) + 0.5\tilde{P}_b(k, \mathbf{w} | -) = Q\left[\frac{b_k y_k}{\rho_k}\right].$$

[0020] 上述的滑窗随机梯度算法训练分为以下几个步骤:

[0021] 第一步: 初始化, 根据试验选定 ρ_0 、 μ_0 、 $d^{(2)}$, $d^{(1)}$ 和 w_0 ;

[0022] 第二步: 对于第 1 步迭代, 按 $\mathbf{w}_{l+1} = \mathbf{w}_l - \mu_l \cdot \nabla \hat{P}_b(l, \mathbf{w}_l)$ 公式进行更新;

[0023] 第三步: 当分段测得 P_b 的改变量很小时, 算法结束; 否则, 返回到第二步。

[0024] 上述的增益 μ 为 $\mu_l = \mu_0 \cdot l^{-d^{(0)}}$, ($d^{(1)} > 0, l \geq 0$), 式中 $d^{(1)}$ 等于 0 时, 增益为常数; l 表示迭代步数。

[0025] 与现有技术相比, 本发明第一步建立非线性均衡器模型, 第二步其以最低误码率准则建立目标函数, 第三步采用滑窗随机梯度算法调整均衡器参数; 本发明的优点在于: 系统的误码率更低, 误码率更低是通信系统设计追求的目标, 相比较于基于最小均方误差准则均衡方法, 均衡器采用最低误码率准则可使系统获得更优的误码率性能; 干扰抑制能力更强, 相对于线性函数, 非线性函数具有更好的逼近性能, 采用非线性均衡器取代线性均衡器, 使非线性均衡器具有更优的干扰抑制能力; 系统控制简单, 非线性均衡器通过参数调

整可在最低误码率准则与最小均方误差准则之间进行切换；实现简单，参数可自适应调整，基于最低误码率准则非线性均衡器可在线性均衡器基础上升级，实现简单，利用滑窗随机梯度算法可在线自适应地调整均衡器的参数；适用范围广，基于最低误码率准则非线性均衡器不仅能用于超宽带通信系统的窄带干扰抑制，还可用于其它通信系统的干扰抑制以及模式识别等领域。

附图说明

- [0026] 图 1 是本发明实施例的总体方案流程示意图；
- [0027] 图 2 本发明实施例的误码率与信噪比；
- [0028] 图 3 本发明实施例的误码率与信干噪比。

具体实施方式

[0029] 以下结合附图实施例对本发明作进一步详细描述。
[0030] 本发明实施例，1、非线性均衡器模型：非线性均衡器可用神经网络、Volterra 序列 (VolterraSeries, VS) 等实现，本发明采用 VS 来实现非线性均衡器。VS 作为一种非线性逼近器，是线性卷积的推广。令 $VS(m, p, d^{(3)})$ 表示记忆深度为 m、阶数为 p、输出延迟为 $d^{(3)}$ 的 VS 模型。对基于 $VS(m, 2, d^{(3)})$ 的 Volterra 均衡器有：

$$[0031] y_k = \sum_{i=0}^{m-1} h_i^{(1)} x_{k-i+d^{(3)}} + \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=i}^{m-1} h_{i,j}^{(2)} x_{k-i+d^{(3)}} x_{k-j+d^{(3)}}$$

[0032] 式中 x_k 表示均衡器输入， $h^{(1)}, h^{(2)}$ 表示 Volterra 核。

[0033] 对于 $VS(m, 2, d^{(3)})$ 模型，共有 $\binom{m+2}{m} - 1$ 个系数需要估计，这里

$$[0034] \binom{m+p}{m} = \frac{(m+p)!}{m! \cdot p!}$$

[0035] 为方便表示，将输入信号及其高阶项表示为矩阵形式，令

$$[0036] \mathbf{x}_k = (x_{k+d^{(3)}}, \dots, x_{k-(m-1-d^{(3)})})^T$$

[0037] 均衡器参数 $\mathbf{w} = (h_0^{(1)}, \dots, h_{m-1,m-1}^{(2)})^T$

[0038] 则有：

$$[0039] y_k = \mathbf{w}^T \mathbf{x}_k$$

[0040] 这里， T 表示转置。

[0041] 2、最低误码率准则的目标函数：

[0042] 设非线性均衡器为： $y_k = f(x_k, w)$ ，式中 x_k 为多维的输入向量，其传送的信息为 $b_k \in \{1, -1\}$ ； w 为 N 维的均衡器参数。对接收信号 x_k 用非线性均衡器处理，得到 y_k 后进行硬判决：当 $y_k \geq 0$ 时判发送数据为 1，相反则判发送数据为 -1；令 $b_k^+ \in \{1\}$ 表示信息序列全为“1”，相应的待判决值为 y_k^+ ；令 $b_k^- \in \{-1\}$ 表示信息序列全为“-1”，相应的待判决值为 y_k^- 。

[0043] 用 P_b 表示误比特率，令 $\tilde{P}_b(k, w | +)$ 表示用单个样点 y_k^+ 对 P_b 的估计，其条件概率密度函数用 Parzen 窗近似：

$$[0044] \tilde{p}_b(k, w, u | +) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \rho_k} \exp \left[-\frac{(u - y_k^+)^2}{2\rho_k^2} \right]$$

[0045] 则有：

$$[0046] \tilde{P}_b(k, \mathbf{w} | +) = \int_{-\infty}^0 \frac{1}{\sqrt{2\pi}\rho_k} \exp\left[-\frac{(u-y_k^+)^2}{2\rho_k^2}\right] du = Q\left[\frac{b_k^+ \cdot y_k^+}{\rho_k}\right]$$

$$[0047] Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty \exp(-\frac{u^2}{2}) du$$

[0048] 式中： ρ_k^2 表示方差。为增加学习算法的稳定性, Parzen 窗宽度采用自适应方式, 即

$$[0049] \rho_k = \rho_0 \cdot k^{-d^{(2)}}, (d^{(2)} > 0)$$

[0050] 类似地, 令 $\tilde{P}_b(k, \mathbf{w} | -)$ 表示用单个样点 y_k^- 对 P_b 的估计, 其条件概率密度函数近似为：

$$[0051] \begin{aligned} \tilde{p}_b(k, \mathbf{w}, u | -) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\rho_k} \exp\left[-\frac{(u-y_k^-)^2}{2\rho_k^2}\right] \\ \tilde{P}_b(k, \mathbf{w} | -) &= \int_{-\infty}^u \frac{1}{\sqrt{2\pi}\rho_k} \exp\left[-\frac{(u-y_k^-)^2}{2\rho_k^2}\right] du = Q\left[-\frac{y_k^-}{\rho_k}\right] = Q\left[\frac{b_k^- \cdot y_k^-}{\rho_k}\right] \end{aligned}$$

[0052] 设数据“-1”、“1”等概率发送, 则目标函数为：

$$[0053] \tilde{P}_b(\mathbf{w}) = \frac{1}{K} \sum^K \tilde{P}_b(k, \mathbf{w})$$

$$[0054] \tilde{P}_b(\mathbf{w}) = 0.5 \tilde{P}_b(k, \mathbf{w} | +) + 0.5 \tilde{P}_b(k, \mathbf{w} | -) = Q\left[\frac{b_k y_k}{\rho_k}\right]$$

[0055] 式中 K 表示训练样本总数。这样, 基于 MBER 准则均衡模型的解为：

$$[0056] \mathbf{w} = \arg \min_{\mathbf{w}} \tilde{P}_b(\mathbf{w})$$

[0057] 3、滑窗随机梯度算法：

[0058] $\tilde{P}_b(k, \mathbf{w})$ 的梯度为：

$$[0059] \nabla \tilde{P}_b(k, \mathbf{w}) = -\frac{1}{\sqrt{2\pi}\rho_k} \exp\left(-\frac{y_k^2}{2\rho_k^2}\right) b_k \cdot \frac{\partial y_k}{\partial \mathbf{w}}$$

[0060] 随机梯度算法每步迭代是用单个样点的 Parzen 窗来估计概率密度函数, 数值不稳定且易进入局部极点; 如果用 k 时刻及以前所有的数据来估计 $\tilde{P}_b(k, \mathbf{w})$, 将会更准确。但随着 k 增大, 每步迭代的计算量会剧增。

[0061] 为此, 本发明提出一种滑窗估计方法, 与随机梯度 $\nabla \tilde{P}_b(k, \mathbf{w})$ 相对应的滑窗随机梯度为：

$$[0062] \nabla \hat{P}_b(k, \mathbf{w}) = -\frac{1}{k-j+1} \cdot \sum_{i=j}^k \frac{1}{\sqrt{2\pi}\rho_k} \exp\left(-\frac{y_i^2}{2\rho_k^2}\right) b_i \cdot \frac{\partial y_i}{\partial \mathbf{w}}$$

$$[0063] j = \max(0, k-m^{(1)}+1)$$

[0064] 式中 $m^{(1)}$ 表示滑窗长度。令增益 μ 为：

$$[0065] \mu_t = \mu_0 \cdot l^{-d^{(0)}}, (d^{(1)} > 0, l \geq 0)$$

[0066] 式中 $d^{(1)}$ 等于 0 时, 增益为常数; l 表示迭代步数。

[0067] 基于最低误码率准则的滑窗随机梯度训练算法为：

[0068] 第一步: 初始化, 根据试验选定 ρ_0 、 μ_0 、 $d^{(2)}$ 、 $d^{(1)}$ 和 \mathbf{w}_0 ;

[0069] 第二步: 对于第 1 步迭代, 按 $\mathbf{w}_{t+1} = \mathbf{w}_t - \mu_t \cdot \nabla \hat{P}_b(t, \mathbf{w}_t)$ 公式进行更新;

[0070] 第三步: 当分段测得 P_b 的改变量很小时, 算法结束; 否则, 返回到第二步。

[0071] 4、针对上述实施例的理论, 进行具体演练如下:

[0072] 假设超宽带信号在加性高斯白噪声信道中遭受调频和调幅信号的干扰, 令:

$$[0073] r_t = s_t + s_t^{(2)} + s_t^{(3)} + n_t$$

[0074] $s_t = g_t^{(1)} \sin(2\pi f_1 t)$

[0075] $s_t^{(2)} = g_t^{(2)} \sin(2\pi f_2 t) + (1 - g_t^{(2)}) \sin(2\pi f_3 t)$

[0076] $s_t^{(3)} = [1 + 0.233 \cdot g_t^{(3)} \cdot \sin(2\pi f_4 t)] \cdot \sin(2\pi f_5 t)$

[0077] 式中 n_t 为高斯白噪声, t 表示时间, $T^{(1)}$ 为 $\sin(2\pi f_1 t)$ 的周期。 $g_t^{(1)}$ 为信号调制脉冲。 $s_t^{(2)}$ 表示调频干扰信号, $s_t^{(3)}$ 表示调幅干扰信号。 $g_t^{(2)}, g_t^{(3)}$ 是干扰信号调制脉冲。 s_t 与干扰信号 $s_t^{(2)}, s_t^{(3)}$ 是频谱混叠的, 无法用线性滤波器分离。

[0078] 信号参数取 $f_1 = 5\text{MHz}$, $f_2 = 5.6\text{MHz}$, $f_3 = 6.25\text{MHz}$, $f_4 = 2.27\text{MHz}$, $f_5 = 4.55\text{MHz}$ 。采用 VS(7, 2, 3) 均衡器对上述信道进行均衡, 并采用上述滑窗随机梯度算法在线训练。训练算法的参数分别为 $m^{(1)} = 200$, $\rho(0) = 0.4$, $\mu_0 = 0.01$, $d_1 = 0.33$, $d^{(2)} = 0.16$, $w_0 = 0$ 。训练后的 VS(7, 2, 3) 均衡器对上述超宽带系统进行均衡, 误码率性能见图 2 和图 3 所述。图中 SNR(Signal to Noise Ratio) 表示信噪比, SINR(Signal to Interference Noise Ratio) 表示信干噪比。显然, 线性均衡器和匹配滤波器的性能均严重退化, 而基于最低误码率 (Minimum Bit Error Rate, MBER) 准则的非线性均衡器却仍能展示良好的性能, 并且也优于基于最小均方误差 (Minimum Mean Square Error, MMSE) 准则的非线性均衡器。

[0079] 本发明的优点在于: 系统的误码率更低, 误码率更低是通信系统设计追求的目标, 相比较于基于最小均方误差准则均衡方法, 均衡器采用最低误码率准则可使系统获得更优的误码率性能; 干扰抑制能力更强, 相对于线性函数, 非线性函数具有更好的逼近性能, 采用非线性均衡器取代线性均衡器, 使非线性均衡器具有更优的干扰抑制能力; 系统控制简单, 非线性均衡器通过参数调整可在最低误码率准则与最小均方误差准则之间进行切换; 实现简单, 参数可自适应调整, 基于最低误码率准则非线性均衡器可在线性均衡器基础上升级, 实现简单, 利用滑窗随机梯度算法可在线自适应地调整均衡器的参数; 适用范围广, 基于最低误码率准则非线性均衡器不仅能用于超宽带通信系统的窄带干扰抑制, 还可用于其它通信系统的干扰抑制以及模式识别等领域。

[0080] 本发明的最佳实施例已被阐明, 由本领域普通技术人员做出的各种变化或改型都不会脱离本发明的范围。

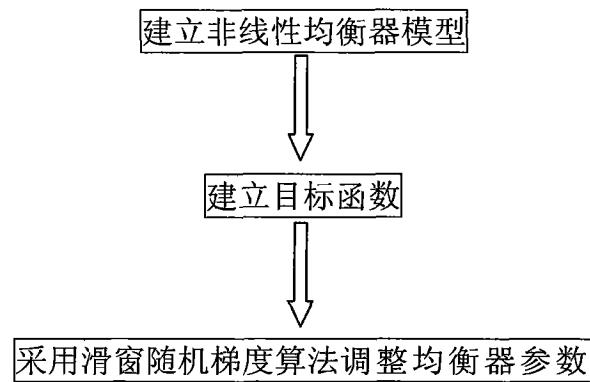


图 1

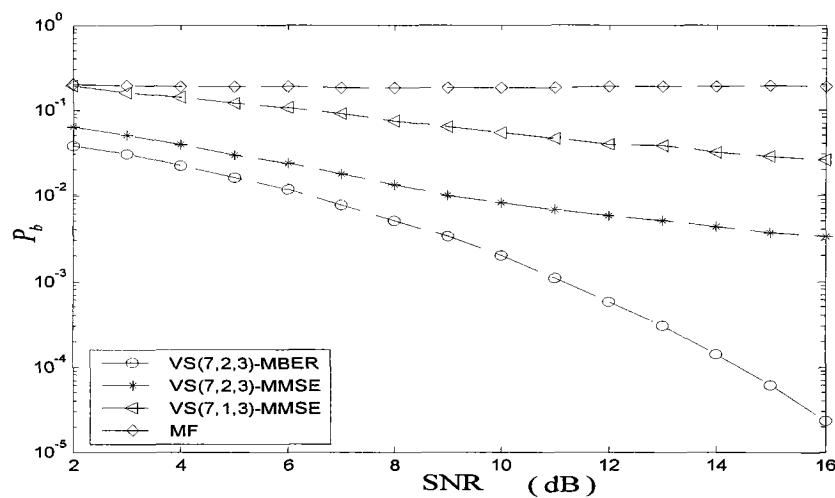


图 2

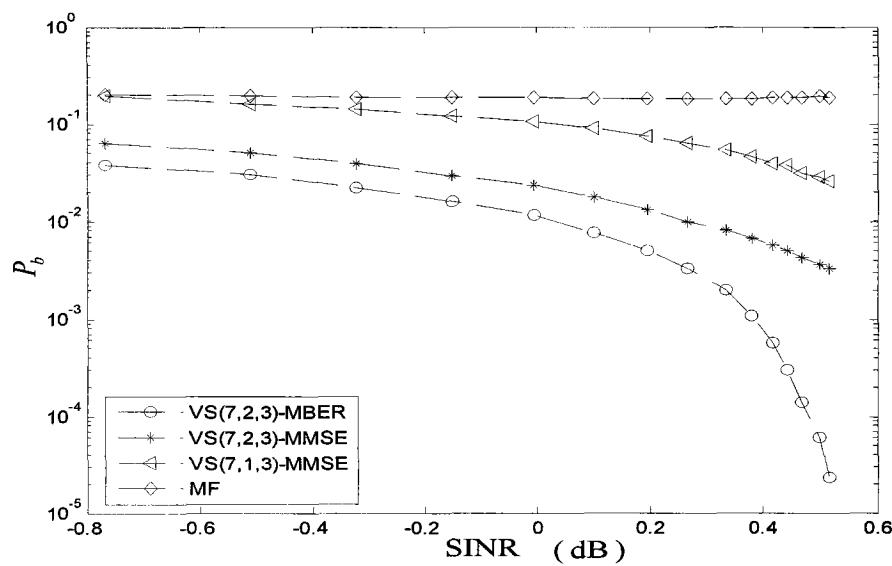


图 3